

Rapport du Projet

Modèle Hybride Physique-IA pour la Maintenance Prédicative des Amortisseurs Automobiles

Réalisé par :

NAIM AAZIZ

Élève Ingénieur en Génie Mécanique

Janvier 2026

Table des matières

1	Introduction	3
1.1	Contexte du Projet	3
1.2	Problématique	3
1.3	Objectifs	3
2	Modélisation de la Fatigue des Amortisseurs	4
2.1	Approche théorique	4
2.1.1	Mécanismes de fatigue(Règle de Cumul de Miner)	4
2.1.2	Courbe de Wöhler	4
2.1.3	Limite de Fatigue Corrigée	5
2.2	Calcul des Contraintes	8
2.2.1	Contrainte dans la Tige	8
2.2.2	Facteur de Concentration statique (K_t)	8
2.3	Prédiction de Durée de Vie	8
2.3.1	Durée de Vie Restante	8
2.3.2	Seuil de Défaillance Ajusté	9
2.3.3	Probabilité de Défaillance	9
2.4	Validation et Limites du Modèle	9
2.4.1	Hypothèses du Modèle	9
2.4.2	Limitations	10
2.4.3	Validation Expérimentale	10
2.5	Application sur amortisseurs Clio 4	10
2.5.1	Données	10
2.5.2	Propriétés matériaux	10
2.5.3	détermination de σ_D (corrigée)	11
2.6	Conclusion	11
3	Approche Hybride : Physique + Correction ML	13
3.1	Architecture du Système	13

3.2	Formulation Mathématique	13
3.2.1	Prédiction Hybride	13
3.2.2	Apprentissage du Facteur de Correction	14
3.2.3	Features d'Entrée pour le ML	14
3.3	Avantages de l'Approche	14
3.4	Effets Capturés par le ML	14
4	Implémentation et Fichiers du Projet	15
4.1	Structure du Projet	15
4.2	Module Principal : <code>physics_ai_hybrid_model.py</code>	15
4.2.1	Classe <code>FatiguePhysicsModel</code>	15
4.2.2	Classe <code>PhysicsInformedMaintenanceAI</code>	15
4.2.3	Exemple d'Utilisation	16
4.3	Interface Graphique : <code>damage_simulation_gui.py</code>	16
4.3.1	Lancement	16
5	Conclusion	17
5.1	Résumé	17
5.2	Points Clés de l'Approche Hybride	17
5.3	Perspectives	17
A	Ressources	19
A.1	Code Source	19
A.2	Dépendances	19
A.3	Installation	19

Chapitre 1

Introduction

1.1 Contexte du Projet

Ce rapport présente le développement d'un système de maintenance prédictive pour les amortisseurs automobiles, combinant un **modèle physique de fatigue** basé sur la théorie de Wöhler et la règle de Miner avec un **modèle d'intelligence artificielle** pour la correction et l'amélioration des prédictions.

L'approche hybride développée tire parti de la robustesse théorique du modèle physique tout en exploitant la capacité d'adaptation de l'apprentissage automatique aux conditions réelles d'usage.

1.2 Problématique

La maintenance automobile traditionnelle suit généralement un calendrier préventif basé sur le kilométrage ou le temps. Cette approche peut conduire à :

- Des remplacements prématurés de pièces encore fonctionnelles
- Des défaillances inattendues entre les intervalles de maintenance
- Une optimisation insuffisante des coûts de maintenance

1.3 Objectifs

1. Développer un modèle de calcul de fatigue pour les amortisseurs (Wöhler + Miner)
2. Créer un système d'intelligence artificielle pour la correction des prédictions
3. Implémenter une approche hybride **Physique + Correction ML**
4. Développer une interface graphique de simulation en temps réel

Chapitre 2

Modélisation de la Fatigue des Amortisseurs

2.1 Approche théorique

2.1.1 Mécanismes de fatigue(Règle de Cumul de Miner)

Les amortisseurs automobiles subissent des sollicitations cycliques qui peuvent être modélisées par la loi de Miner pour le cumul de dommages :

$$D = \sum_{i=1}^k \frac{n_i}{N_i} \quad (2.1)$$

où :

- D : Dommage cumulé
- n_i : Nombre de cycles à l'amplitude σ_i
- N_i : Nombre de cycles à rupture pour l'amplitude σ_i

La rupture théorique survient lorsque $D = 1$.

2.1.2 Courbe de Wöhler

La relation contrainte-durée de vie suit généralement la loi :

$$N \cdot \sigma_a^m = C \quad (2.2)$$

où :

- N : Nombre de cycles à rupture
- σ : Amplitude de contrainte
- m : Exposant de Wöhler (typiquement entre 3 et 12)

— C : Constante du matériau

Cette loi peut-être exprimée sous la forme suivante :

$$\sigma_a = 0.9 \cdot \sigma_r \cdot \left(\frac{\sigma_D}{0.9\sigma_r} \right)^{\frac{\log(N)-3}{3}} \quad (2.3)$$

où :

— σ_r : limite de rupture du matériau

— σ_D : Limite d'endurance réelle (corrigée)

2.1.3 Limite de Fatigue Corrigée

La limite de fatigue en conditions réelles diffère de celle obtenue en laboratoire. La limite corrigée σ_D s'obtient par :

$$\sigma_D = \sigma'_D \cdot K_s \cdot K_g \cdot K_F \cdot K_T \cdot K_c \cdot K_d \quad (2.4)$$

où :

— σ'_D : limite de fatigue en laboratoire

— K_s : facteur de finition de surface

— K_g : facteur de taille

— K_F : facteur de fiabilité

— K_T : facteur de température

— K_c : facteur de concentration de contrainte

— K_d : facteur divers (corrosion, etc.)

Facteur de Finition de Surface (K_s)

$$K_s = a \cdot (S_{ut})^b \quad (2.5)$$

où :

— S_{ut} : Ultimate Tensile Stress (Limite de rupture en tension)

Valeurs typiques pour différentes finitions :

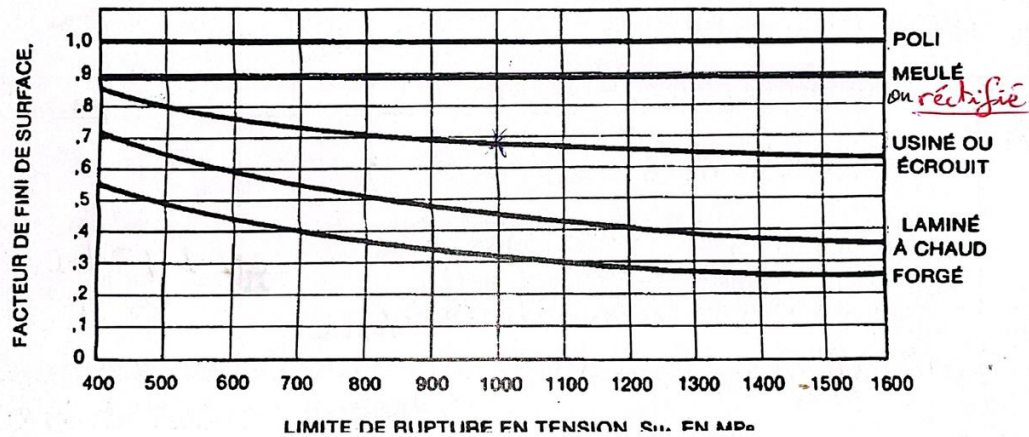
— Poli miroir : $a = 1.58$, $b = -0.085$

— Usiné : $a = 4.51$, $b = -0.265$

— Laminé à chaud : $a = 57.7$, $b = -0.718$

On peut tout simplement se baser sur l'abaque suivant :

- Un matériau plus résistant, moins ductile a plus de sensibilité à des défauts laissés en surface par le procédé de mise en forme.



Facteur de Taille (K_g)

Pour un arbre en rotation (cas de la tige d'amortisseur) :

$$K_g = \begin{cases} 1.0 & \text{si } d \leq 8 \text{ mm} \\ 1.189d^{-0.097} & \text{si } 8 < d \leq 250 \text{ mm} \end{cases} \quad (2.6)$$

où d est le diamètre en mm.

Facteur de Fiabilité (K_F)

$$K_F = 1 - 0.08 \cdot z_\alpha \quad (2.7)$$

où z_α est la variable normale standardisée pour la fiabilité souhaitée :

- 99.9% : $K_F = 0.702$
- 99% : $K_F = 0.814$
- 95% : $K_F = 0.868$
- 90% : $K_F = 0.897$

Facteur de Concentration dynamique (K_c)

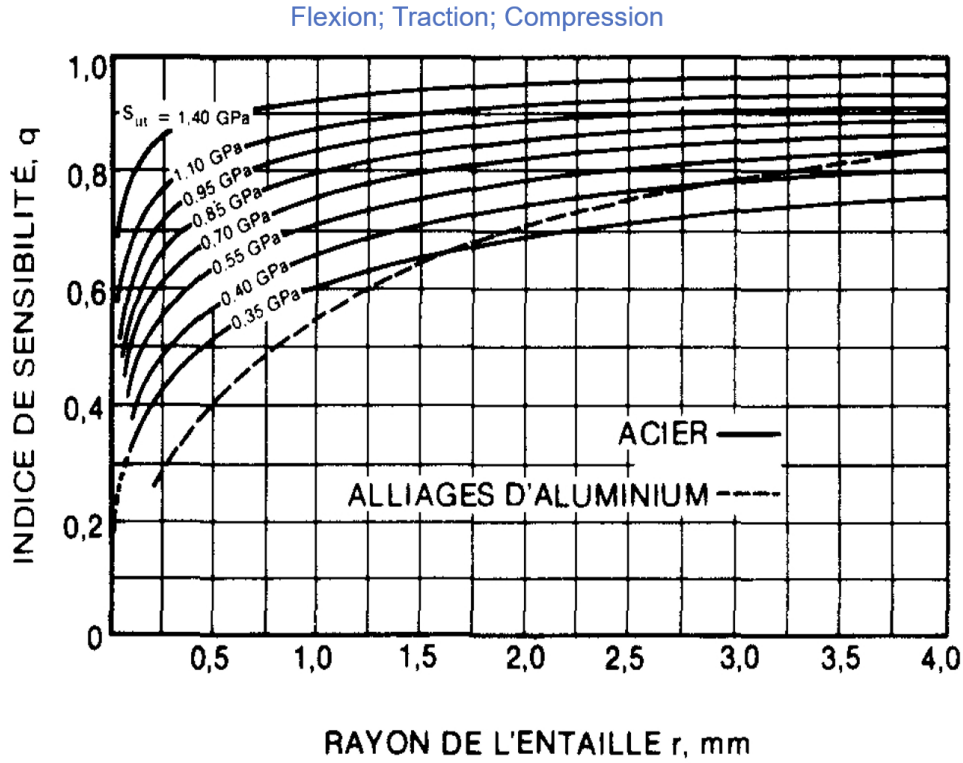
Le facteur de concentration de contrainte en régime dynamique se calcule à partir du **facteur de concentration de contrainte statique** K_t (qu'on va détailler ultérieurement), sauf que c'est ajusté par un coefficient supplémentaire, **noté q et appelé facteur de sensibilité à l'entaille**, ce qui le rend dépendant non seulement de la géométrie et du mode de chargement, mais également des propriétés du matériau. Soit K_f telle que :

$$K_f = q(K_t - 1) + 1 \quad (2.8)$$

Puisque le facteur de concentration de contrainte divise la résistance, alors on définit K_c :

$$K_c = \frac{1}{K_f} = \frac{1}{q(K_t - 1) + 1} \quad (2.9)$$

On peut obtenir q de l'abaque suivant :



Effet de la Température (K_T)

L'effet de la température sur la résistance à la fatigue suit :

$$K_T = \begin{cases} 1.0 & \text{si } T \leq 71^\circ C \\ \frac{344}{273+T} & \text{si } T > 71^\circ C \end{cases} \quad (2.10)$$

Effet de la Corrosion (K_d)

Le facteur de corrosion combine l'effet de l'humidité et du sel et peut-être estimé par la formule :

$$K_{corr} = \frac{1}{1 + 0.3 \cdot E_{salt} + 0.1 \cdot \frac{H}{100}} \quad (2.11)$$

où :

- E_{salt} : exposition au sel $\in [0, 1]$
- H : humidité relative moyenne (%)

2.2 Calcul des Contraintes

2.2.1 Contrainte dans la Tige

La contrainte de traction/compression dans la tige d'amortisseur est :

$$\sigma = \frac{F}{A} \cdot K_t \quad (2.12)$$

où :

- F : force appliquée (N)
- $A = \pi \left(\frac{d}{2}\right)^2$: section de la tige (m²)
- K_t : facteur de concentration de contrainte statique

2.2.2 Facteur de Concentration statique (K_t)

Le facteur K_t dépend de la géométrie locale :

- Tige lisse : $K_t = 1.0$
- Gorge de circlips : $K_t = 1.5 - 2.0$
- Filetage : $K_t = 2.0 - 3.0$
- Changement de section : $K_t = 1.2 - 1.8$

Pour déterminer K_t plus précisément, on utilisera des abaques détaillées.

2.3 Prédiction de Durée de Vie

2.3.1 Durée de Vie Restante

À partir du dommage cumulé actuel $D_{current}$, la durée de vie restante se calcule :

$$L_{remaining} = \frac{D_{failure} - D_{current}}{r_{damage}} \quad (2.13)$$

où :

- $D_{failure}$: seuil de défaillance (ajusté selon la fiabilité cible)
- r_{damage} : taux de dommage (en km^{-1} ou par unité de temps)

Remarque : L'unité de $L_{remaining}$ **dépend** de l'unité choisie pour r_{damage} .

2.3.2 Seuil de Défaillance Ajusté

Pour une fiabilité cible R , le seuil de défaillance est :

$$D_{failure} = 1 - \frac{(1 - R)^2}{2} \quad (2.14)$$

Valeurs typiques :

- $R = 0.95$: $D_{failure} = 0.9988$
- $R = 0.90$: $D_{failure} = 0.995$
- $R = 0.85$: $D_{failure} = 0.9887$

2.3.3 Probabilité de Défaillance

On peut calculer la probabilité de défaillance en chaque moment, cette dernière suit une fonction sigmoïde :

$$P_{failure} = \frac{1}{1 + e^{-\alpha(D_{current} - D_{50})}} \quad (2.15)$$

où :

- $\alpha = 10$: paramètre de raideur
- $D_{50} = 0.8$: dommage pour lequel on a 50% de probabilité de défaillance

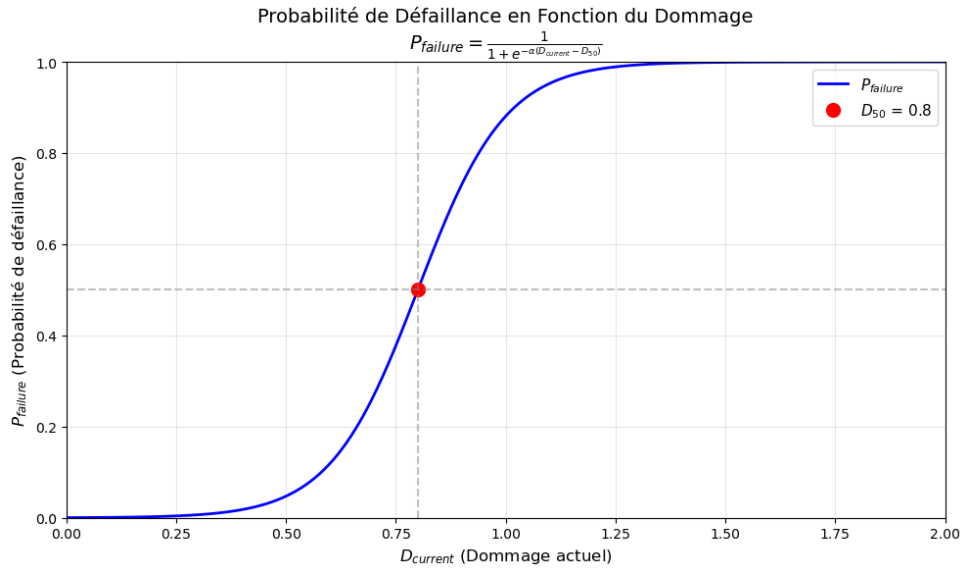


FIGURE 2.1 – Évolution de la probabilité de défaillance en fonction du dommage cumulé

2.4 Validation et Limites du Modèle

2.4.1 Hypothèses du Modèle

Le modèle repose sur plusieurs hypothèses :

1. **Linéarité** : Cumul linéaire des dommages (Miner)
2. **Indépendance** : Les cycles sont indépendants
3. **Homogénéité** : Propriétés matériau uniformes
4. **Pas d'interaction** : Effets environnementaux multiplicatifs

2.4.2 Limitations

La règle de Miner peut surestimer ou sous-estimer la durée de vie, l'influence de la fréquence de sollicitation est négligée et les défauts de fabrication ne sont pas modélisés explicitement.

2.4.3 Validation Expérimentale

La validation nécessite :

1. Comparaison avec des données historiques
2. Corrélation avec les retours terrain
3. Essais accélérés en laboratoire
4. Suivi de flotte instrumentée

2.5 Application sur amortisseurs Clio 4

2.5.1 Données

- Diamètre : $d = 18mm$
- Surface : Usinée
- Fiabilité cible : $R = 95\%$
- Température de fonctionnement : $T = 35^{\circ}C$
- Exposition au sel : $E_{sel} = 0.4$
- Humidité Relative : $H = 75\%$
- Taux de dommage moyen : $r_{damage} = 10^{-5} Km^{-1}$
- Sensibilité à l'entaille (Contrainte Normale) : $q = 0.75$

2.5.2 Propriétés matériaux

Pour l'acier des amortisseurs :

- Module d'Young : $E = 200$ GPa
- Limite de rupture $S_{ut} \approx 600$ MPa
- Exposant de Wöhler : $m = 5$ (valeur typique)

2.5.3 détermination de σ_D (corrigée)

- $\sigma'_D \approx 300$ MPa
- $K_s = 0.873$
- $K_g = 0.898$
- $K_F = 0.868$
- $K_T = 1.0$
- $K_c = 0.727$
- $K_d = 0.834$

Tout calcul fait, on obtient :

$$\sigma_D = 123.77 MPa \quad (2.16)$$

2.6 Conclusion

Tout d'abord, la force minimale appliquée sur l'amortisseur est supposée être la quantité de poids que ce dernier supporte. Lorsqu'une vibration se produit, un accéléromètre capture l'accélération de la tige, la convertissant ainsi en une force F_{max} (N), puis en une contrainte S_{max} (MPa). Ce qui se passe en arrière-plan du programme, c'est que le processeur se réfère au diagramme S-N de Wöhler, projette la valeur et trouve les cycles de vie estimés N(cycles) correspondant à la contrainte. Maintenant, le pourcentage de dommage dû à cette vibration est égal à $(1/N)$. Le programme répète le processus jusqu'à ce que le dommage cumulé soit suffisamment proche de **100%**.

Comment savons-nous que nous sommes suffisamment proches ? Le programme met à jour la contrainte moyenne à chaque itération, et la condition est la suivante : si la durée de vie restante des amortisseurs est égale à 100 cycles sur la contrainte moyenne, par exemple si la contrainte moyenne S(MPa) correspondait à un N(cycles) de 1000 cycles, lorsque le dommage cumulé atteint la valeur :

$$D_{\text{failure}} = 1 - \frac{100}{1000} = 0,9 = 90,0\% \quad (2.17)$$

La condition est vérifiée. Dans ce cas, le programme envoie des alertes au conducteur ou au propriétaire pour remplacer les amortisseurs dès que possible.

Ce modèle de fatigue mécanique pour amortisseurs combine :

- Une base théorique solide (courbes S-N, règle de Miner)
- Une approche pratique adaptée à l'automobile
- Des facteurs correctifs pour les conditions réelles d'usage
- Une méthode de prédiction probabiliste

Les développements futurs incluront :

- Prise en compte des effets non-linéaires
- Amélioration des facteurs environnementaux
- Validation sur une plus large gamme de véhicules

Chapitre 3

Approche Hybride : Physique + Correction ML

3.1 Architecture du Système

L'approche hybride développée **ne repose pas sur une moyenne pondérée**, mais sur un paradigme de **correction par apprentissage automatique** :

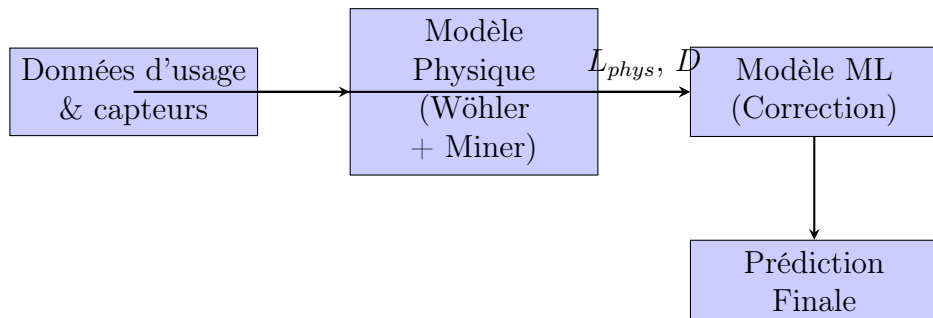


FIGURE 3.1 – Architecture du modèle hybride Physique-IA

3.2 Formulation Mathématique

3.2.1 Prédiction Hybride

La prédiction finale combine le modèle physique avec un **facteur de correction** appris par ML :

$$L_{hybride} = L_{physique} \times C_{ML} \quad (3.1)$$

où :

— $L_{physique}$: Durée de vie estimée par le modèle de fatigue (Wöhler/Miner)

- C_{ML} : Facteur de correction appris par le modèle ML
- $L_{hybride}$: Prédiction finale

3.2.2 Apprentissage du Facteur de Correction

Le modèle ML apprend à prédire le facteur de correction qui minimise l'erreur :

$$C_{ML}^* = \arg \min_{C_{ML}} \sum_{i=1}^N (L_{rel,i} - L_{physique,i} \times C_{ML,i})^2 \quad (3.2)$$

3.2.3 Features d'Entrée pour le ML

Le modèle ML reçoit à la fois :

1. **Features d'usage** : kilométrage, âge, vitesse, type de route
2. **Features physiques** : D_{cumule} , σ , N_{cycles} , σ_D , facteurs de correction

3.3 Avantages de l'Approche

TABLE 3.1 – Comparaison des approches

Critère	Physique seul	ML seul	Hybride
Interprétabilité	✓✓	×	✓
Adaptabilité	×	✓✓	✓
Base théorique	✓✓	×	✓
Précision	✓	✓	✓✓

3.4 Effets Capturés par le ML

Le facteur de correction C_{ML} capture les effets non-modélisés par la physique :

- Variabilité de fabrication
- Qualité des routes non-standard
- Comportement du conducteur
- Historique de maintenance
- Dégradation non-fatigue (usure, corrosion accélérée)

Chapitre 4

Implémentation et Fichiers du Projet

4.1 Structure du Projet

TABLE 4.1 – Fichiers du projet

Fichier	Description
<code>physics_ai_hybrid_model.py</code>	Modèle hybride principal
<code>damage_simulation_gui.py</code>	Interface graphique de simulation
<code>shock_absorber_predictive_maintenance.py</code>	Modèle ML pur
<code>requirements.txt</code>	Dépendances Python
<code>README.md</code>	Documentation

4.2 Module Principal : `physics_ai_hybrid_model.py`

Ce module contient deux classes principales :

4.2.1 Classe `FatiguePhysicsModel`

Implémente le modèle physique de fatigue :

- Courbe de Wöhler : `cycles_to_failure(sigma)`
- Règle de Miner : `update_damage(sigma, n_cycles)`
- Facteurs de correction : `surface_factor()`, `size_factor()`, etc.
- Probabilité de défaillance : `failure_probability()`

4.2.2 Classe `PhysicsInformedMaintenanceAI`

Implémente le modèle hybride :

- Génération de données : `generate_synthetic_data()`
- Entraînement : `train(df)`

- Prédiction hybride : `predict(vehicle_data)`
- Analyse d'importance : `analyze_feature_importance()`

4.2.3 Exemple d'Utilisation

```
from physics_ai_hybrid_model import PhysicsInformedMaintenanceAI

# Initialisation et entraînement
model = PhysicsInformedMaintenanceAI()
data = model.generate_synthetic_data(5000)
model.train(data)

# Prediction
result = model.predict({
    'mileage': 120000,
    'vehicle_age': 6,
    'temperature': 30,
    'aggressiveness': 0.4,
    # ...
})

print(f"Dommage cumule: {result['D_cumule']:.4f}")
print(f"Vie restante: {result['remaining_life_hybrid']:.0f} km")
```

4.3 Interface Graphique : `damage_simulation_gui.py`

Une application GUI développée avec CustomTkinter pour la simulation en temps réel :

- **Jauge circulaire** : Affichage du dommage cumulé (0-100%)
- **Entrée de force** : Simulation de données capteur
- **Calcul cumulatif** : Chaque force s'ajoute au dommage précédent
- **Historique** : Log des forces appliquées
- **Alertes** : Notification de défaillance

4.3.1 Lancement

```
python damage_simulation_gui.py
```

Chapitre 5

Conclusion

5.1 Résumé

Ce projet a permis de développer un système de maintenance prédictive hybride qui :

1. Exploite la **théorie de la fatigue** (Wöhler, Miner) pour une base physique solide
2. Utilise l'**apprentissage automatique** pour corriger les prédictions
3. Fournit une **interface graphique** pour la simulation en temps réel

5.2 Points Clés de l'Approche Hybride

L'innovation principale réside dans l'utilisation du ML comme **correcteur** plutôt que comme remplaçant du modèle physique :

$$L_{hybride} = L_{physique} \times C_{ML} \quad (5.1)$$

Cette formulation garantit que les prédictions restent **physiquement cohérentes** tout en capturant les effets réels non-modélisés.

5.3 Perspectives

- Validation sur données réelles de flottes automobiles
- Extension à d'autres composants (freins, courroies, etc.)
- Intégration avec systèmes OBD-II embarqués
- Développement d'une application mobile

Bibliographie

- [1] Miner, M.A. (1945). *Cumulative damage in fatigue*. Journal of Applied Mechanics, 12(3), 159-164.
- [2] Wöhler, A. (1870). *Über die Festigkeitsversuche mit Eisen und Stahl*. Zeitschrift für Bauwesen, 20, 73-106.
- [3] Bishop, C.M. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer-Verlag New York.

Annexe A

Ressources

A.1 Code Source

Le code source complet du projet est disponible sur GitHub :
<https://github.com/Naeim-ME/Mod-le-Physique-IA>

A.2 Dépendances

```
numpy>=1.21.0  
pandas>=1.3.0  
scikit-learn>=1.0.0  
joblib>=1.0.0  
customtkinter>=5.0.0
```

A.3 Installation

```
git clone https://github.com/Naeim-cpp/Mod-le-Physique-IA.git  
cd Mod-le-Physique-IA  
pip install -r requirements.txt  
python physics_ai_hybrid_model.py
```